

귀납적 사례학습에 의한 RC 교량 주형의 상태평가 State Evaluation of RC Bridge Girders by Inductive Case Learning

안 승 수* 김 기 현** 박 광 립*** 황 진 하****
An, Seung-Su Kim, Ki-Hyun Park, Kowang-Rim Hwang, Jin-Ha

ABSTRACT

A new state evaluation approach for structural safety is presented in this study. To reduce the subjectivity of the view and judgement of each expert founded on a limited body of knowledge in cognitive and inferential process of safety assessment, we introduced inductive learning method in AI. Inductive learning derives generalization from experiences. Decision tree induction algorithm analyzes the domain knowledge, produce rules via decision trees and then allow us to determine the classification of an object from case examples. The training set of state evaluation is constructed according to the selected attributes from working reports of RC bridge girders.

1. 서 론

교량의 상태는 단순히 양호 또는 불량한 정도로 나타낼 수 없으며, 교량에 발생한 결함, 열화, 손상이 구조적 또는 기능적으로 교량의 안전에 어떠한 영향을 미치고 있는지를 평가하여야 한다. 교량의 평가는 교량의 현재상태를 정량적으로 파악하는 것이며, 평가방법은 크게 교량의 외관상태와 내하성능을 평가하는 방법으로 구분된다. 또한 상태평가란 기존교량을 준공시의 상태와 비교하여 평가부위의 노후 및 파손의 정도뿐만 아니라 그 발생원인과 주변의 전반적인 상태 및 구조물 전체에 미치는 영향을 평가하는 것으로서, 본 논문에서는 건설교통부에서 발간한 교량점검편람⁶⁾에서 제시한 상태평가 기준, 상태등급 일반설명 및 상태평가절차를 반영하였다. 일반적으로 안전진단업무는 정량적인 성격뿐 아니라 정성적 측면을 함께 갖는데, 수치적 절차를 밟아 가는 전자와 달리, 인지 및 추론과정으로서의 후자는 단순히 지침에만 의존할 수 없으며 경험에 기초한 지적인 추론과정을 요한다. 이런 점에서 안전진단은 한정된 지식에 의존하는 한 사람의 전문가보다는 다수 전문가

* 시설안전기술공단 (충북대학교 구조시스템공학과 석사)

** 충북대학교 구조시스템공학과 석사과정

*** 시설안전기술공단 (충북대학교 구조시스템공학과 석사과정)

**** 정회원 · 충북대학교 구조시스템공학과 교수

의 협업 영역이라 할 수 있으며, 지침 또한 이러한 많은 과정이 농축된 산물이다. 이와 같이 인간은 경험적 사실로부터, 학습을 통하여 개념형성과 일반화를 구하며, 최근 컴퓨터 과학의 한 가지인 인공지능 분야에서 학습방법과 추론 전략은 주요한 연구과제의 하나로 대두되고 있다.

본 연구는 인공지능 분야의 자동학습 방법의 하나인 귀납적 학습법을 원용하여 안전진단을 위한 새로운 상태평가 방법을 제안하였다. 귀납적 학습법은 경험으로부터 추론을 통하여 일반화를 얻으며, 그중 의사결정트리 귀납 알고리즘은 사례들로 구성된 훈련집합으로부터 의사결정트리를 만들어 지식을 분석하고 변별력을 갖는 속성을 취하여 규칙을 생성한다. 여기서 훈련집합은 RC 주형에 대한 진단사례로부터 구성된다.

2. 교량안전점검 및 상태평가

교량의 안전점검은 교량에 발생할 수 있는 구조적 문제점이나 재료의 성능저하 현상 등의 구조물에 내재되어 있는 위험요인을 경험과 기술을 갖춘 기술자가 육안검사 또는 점검장비 등에 의해 조사하고 그에 적절한 조치를 함으로써 구조물의 구조적 안전성 및 사용성을 확보하는데 목적이 있다. 이것은 시설물의 실제 현장조사를 통하여 현 상태를 판단하여 시설물에 대한 상태 및 안전성을 평가하고, 제반평가에 대한 기본자료를 제공, 보수·보강 및 성능회복 작업의 우선 순위를 결정함으로써 시설물의 안전성 및 합리적인 유지관리를 할 수 있도록 해야한다. 조사시기, 빈도 및 점검수준에 따라 정기점검, 초기점검, 정밀점검 및 긴급점검으로 나눈다.

상태평가란 “노후화 및 결함의 정도를 포함한 시설물의 상태를 평가한 결과”⁸⁾으로써, 정확한 상태평가를 위하여 평가부위의 노후화 및 파손정도뿐만 아니라 그 발생원인과 평가부위 주위의 전반적인 상태를 고려하여 평가하는 것으로 되어있다. 또한 시설물 주요 구조부에 대한 재료 및 육안검사에서 조사된 상태에 대한 평가를 포함한다. 상태평가는 손상의 범위 및 정도에 따라 A, B, C, D, E 의 5가지로 등급을 산정 한다.

설계하중이 작용하는 경우 주형은 인장부 콘크리트에 균열이 발생하지 않도록 시공된 구조물이나, 초과하중의 작용과 긴장력의 상실 등의 원인에 의해 공용 중에 중앙부에서는 휨에 의한 인장균열과 지점부에서는 전단에 의한 사인장 균열이 발생할 수 있는 구조적 특성이 있다. 또한 지점부의 사인장 균열은 콘크리트 박락 및 철근 노출과 같은 손상도 동반할 수도 있다.

주형의 경우 균열은 가장 중요한 손상원인으로, 이에 대해 그의 발생위치 및 폭과 길이를, 그리고 여타 점검사항으로 콘크리트 박락 및 파손, 철근의 노출 등을 고려하여 콘크리트 주형의 기 시행된 점검 및 진단자료를 이용, 손상유형에 따른 상태 평가 사례집합을 구성하였다. Fig. 1은 RC 주형의 손상 유형 및 상태등급에 관한 사례집합을 나타낸다. 콘크리트 손상유형 중 “LOC”(균열발생위치)의 특성은 중앙부와 지점부에 따라 균열 성질이 다르므로 {MID, END}의 값으로 중앙부와 지점부를 나타냈다.

사례집합 C의 상태등급(A,B,C,D,E)은 각 객체들이 속하는 클래스이며, 모두 8개의 특성(LOC(발생위치), STE(콘크리트 파손여부), DEL(박락정도), WIDTH(균열폭), LEN(균열길이), SPA(박락여부), EXPO(철근노출여부), EX LENG(철근노출길이))은 각각의 속성값들을 가지고 있다.

	LOC	STE	DEL	WIDTH	LEN	SPA	EXPO
0	MID	YES	NONE	NONE	NONE	NONE	YES
1	MID	YES	GRO	NONE	NONE	YES	NONE
2	MID	YES	GRO	NONE	1/2H	YES	NONE
3	MID	YES	GRO	0.2-0.3MM	1/2H	YES	NONE
4	MID	NONE	LOC	0.3MM_AB	NONE	YES	NONE
5	MID	YES	GRO	0.2-0.3MM	2/3H	YES	YES
6	MID	YES	LOC	0.1-0.2MM	1/5H	YES	NONE
7	MID	NONE	LOC	0.3MM_AB	NONE	NONE	NONE
8	MID	NONE	LOC	0.2-0.3MM	NONE	NONE	NONE
9	MID	NONE	GRO	0.3MM_AB	1/5H	YES	NONE
10	MID	NONE	GRO	0.2-0.3MM	1/3H	YES	NONE
11	MID	NONE	LOC	0.1-0.2MM	NONE	YES	NONE
12	MID	NONE	GRO	NONE	NONE	NONE	NONE

Fig. 1. 사례집합 C

3. 귀납적 사례학습

귀납적 학습은 예제나 어떤 클래스의 사례로부터 일반 지식을 추출해내는 과정이다. 이러한 형태의 학습은 귀납적 추론에 의해 이루어진다. 귀납적 추론이란 부분을 보고 전체를 알아내는, 특별한 경우의 예로 일반적인 상황을 알아내는 과정을 말한다. 이것은 인간이 자주 사용하는 강력한 학습방법이다. 물론 이것은 불완전한 형태의 추론이지만 대부분의 경우 잘 움직인다. 귀납적 일반화와 규칙생성은 어떤 상황과 목적을 가지고 이루어진다.

개념학습은 커다란 클래스를 추정하고 그 클래스에 속한 객체들의 일부분이 계속 목격되어지면 그 부분에 근거하여 목표개념을 형성하는 과정이 필요하다. 이것은 기본적으로 일반화과정이며 커다란 클래스에 속하는 긍정적 사례에 일관되는 묘사 또는 법칙을 형성하는 과정이다. 일반화와 개념형성은 인간이 지니고 있는 학습능력의 대표적인 형태로 볼 수 있다. 귀납법에 근거한 학습 방법으로서 경험적 법칙을 만드는 LEX, 논리곱 네트워크 구조를 만드는 Winston의 Arch, 객체를 구분하는데 차별 트리를 만드는 ID3 등이 있는데 본 논문은 ID3 알고리즘을 이용하였다.

인간의 지식도 여러 번의 축적된 사례로부터 일반적으로 적용 가능한 규칙을 생성함으로써 효과적으로 사용할 수 있다. 이것은 특정 문제에 대한 사례집합을 대상으로 귀납(induction)을 시도하여, 의

사결정 트리(decision Tree) 또는 그 문제에 대한 의사결정을 도와주는 규칙을 자동적으로 생성해낸다.

규칙생성은 객체의 집합 C로부터 다음과 같이 생성된다. 만약 C에 속한 객체들이 모두 하나의 클래스에 속한 것이 아니라면, 하나의 특성 A_k 을 선택하여 그 특성이 취하는 값에 따라 객체집합 C를 C_1, C_2, \dots, C_k 로 나눈다. 여기서, C_i 는 해당특성이 i 번째 특성값을 취하는 객체집합 C의 부분 집합이다. 이때 선택된 특성은 루트노드를 형성한다.

특성을 선택할 때 가급적 트리의 크기가 작아질 수 있도록 객체들의 분별력이 가장 큰 특성을 선택하는 것이 바람직하다. 각 특성들의 분별력의 정도를 측정하기 위해서 정보의 복잡성 및 단순성을 측정하는 식 (1)의 정보함유량 또는 정보량(Information Content)을 이용하였다.

N개로 분류될 수 있는 전체 사례객체의 집합 C의 정보량 I는

$$I(C) = - \sum_i^N P_i * \text{Log}_2 P_i \quad (1)$$

$$\text{여기서, } \sum_i^N P_i = 1$$

이고, 여기서 P_i 는 클래스 C_i 가 사례집합 C에서 차지하는 비율이다. 위 식의 I는 현재 객체들의 정보량으로 이 값이 높을수록 이 객체 집합의 클래스는 서로 심히 얽혀 있음을 나타낸다. 만약 0값을 가진다면 이 집합의 객체들은 단일클래스에 속하고 있음을 나타낸다. 즉, 값이 작을수록 어떤 질서상태 또는 변별력이 큰 것을 나타내고, 클수록 무질서 상태 또는 변별력이 약한 것을 보인다. 또한 특성 A_k 를 사용하여 집합 C를 나누었을 경우 A_k 를 루트로 하는 트리를 완성하는데 필요한 정보 기대값(expected information)은 식(2)와 같다.

$$E(A_k) = \sum_{i=1}^k \frac{m(C_i)}{m(C)} * I(C_i) \quad (2)$$

여기서, $m(C_i)$: C_i 에서의 사례의 수

$m(C)$: C에서의 사례의 수

$I(C_i)$: 부분집합의 정보량

따라서 정보량 I를 가지고 있는 객체집합 C를 특성 A_k 를 선택하여 부분객체집합으로 나누었을 경우 특성 A_k 로부터 획득되는 정보 이득(gain)은 전체 트리의 정보량으로부터 부분집합의 정보량의 가중평균인 식(2)를 뺀 것과 같다. 즉,

$$G(A_k) = I(C) - E(A_k) \quad (3)$$

따라서 원하는 결론을 얻고자 할 때, 정보 이득이 낮은 요인을 트리에서 제거함으로써 규칙생성이 최소화되어 나타내진다. 이와 같이 많은 과거사례에 대해 가장 중요한 속성이 결정됨으로써 지식베이스 구축이 용이하게 된다.

4. 적용 및 구현

앞에서 구성된 사례집합으로부터 귀납적 학습을 이용한 정보특성 분석 및 의사결정트리 구성과 규칙생성을 통하여 RC 주형에 대한 상태평가를 하는 과정은 다음과 같다. 먼저 Table 1은 식(1)을 적용하여 RC 주형의 손상사례에 대한 I값을 산정한 것이다. Table 2는 하위객체집합의 정보 기대값과 전체 정보량에서 하위정보 기대값을 제거한 정보 이득을 나타내었다. 또한 정보이득을 분석한 결과는 균열발생길이(LEN), 박락정도(DEL), 균열폭(WIDTH)의 순으로 분별력을 갖는 것을 알 수 있다.

Table 1. RC 주형의 손상사례에 대한 정보량

클래스	객체 수	P_i	$\text{LOG}_2 P_i$	$P_i \text{Log}_2 P_i$
A	2	-0.0588	-4.0875	0.2404
B	4	-0.1176	-3.0875	0.3632
C	8	-0.2353	-2.0877	0.4912
D	8	-0.2353	-2.0877	0.4912
E	12	-0.3529	-1.5025	0.5303
I(C)	2.1163			

Table 2. 손상유형에 관한 정보획득 순위

DAMAGE	$E(A_k)$	$G(A_k)$	정보획득 순위
LOC	2.098	0.018	8
STE	1.844	0.272	5
DEL	1.514	0.602	2
WIDTH	1.640	0.476	3
LEN	1.285	0.831	1
SPA	1.873	0.243	6
EXPO	1.981	0.198	7
EX LENG	1.819	0.297	4

Table 1에서 제시된 객체집합 C는 전체사례를 통한 의사결정트리를 생성하여 분석한 결과, I(C)는 식(1)에 의거하여 2.116이라는 총 엔트로피를 나타낸다. 이 수치는 Fig. 3과 같이 각 노드 우측에 정보량으로 제시된다. 이러한 의사결정트리에 따라 Fig. 4와 같이 규칙을 자동으로 생성 할 수 있다.

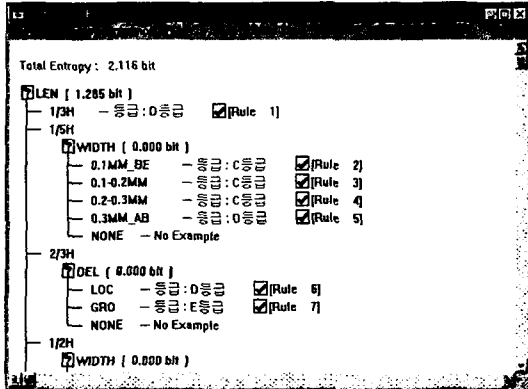


Fig. 3. Decision Tree for classification of RC Girder

```

(RULE-INDRULE1)
IF
  (IS LEN '1/2H')
  (IS WIDTH '0.2-0.3MM')
THEN
  (IS GRADE 'B_GRADE')
  (Dialogue "'_GRADE = B_GRADE'")

(RULE-INDRULE9)
IF
  (IS LEN '1/2H')
  (IS WIDTH '0.3MM_AB')
THEN
  (IS GRADE 'E_GRADE')
  (Dialogue "'_GRADE = E_GRADE'")

(RULE-INDRULE10)
IF
  (IS LEN 'NONE')
  (IS WIDTH '0.1MM_BE')
THEN
  (IS GRADE 'B_GRADE')
  (Dialogue "'_GRADE = B_GRADE'")

(RULE-INDRULE11)
IF
  (IS LEN 'NONE')
  (IS WIDTH '0.1-0.2MM')
THEN
  (IS GRADE 'B_GRADE')
  
```

Fig. 4. Rule base for state evaluation of RC Girder

콘크리트 주형의 중앙부에 0.2~0.3mm의 균열과 국부적인 박락현상이 관찰되었을 경우, 시스템은 균열의 크기에 대해 사용자에게 질의를 한다. 사용자는 해당 질의에 대해 각각 균열 길이와 균열 폭을 입력하고 마지막으로 Fig. 5와 같이 균열이 발생된 위치를 입력하면 시스템은 사용자와의 질의/응답 과정에서의 질문에 합당한 규칙을 검토하여 Fig. 6과 같이 과거 손상사례를 통한 규칙 13을 적용하여 상태등급 C를 최종적으로 제시한다. Fig.6의 우측부분은 지식베이스 내의 규칙을 검토하는 것을 보여주고 있다.

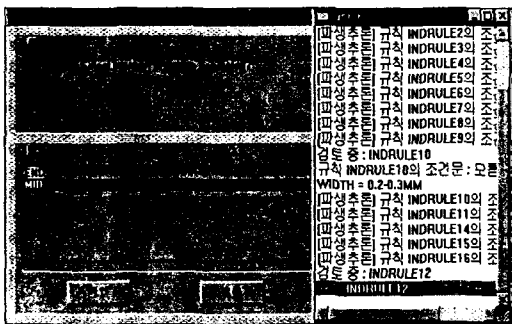


Fig. 5. RC 주형 손상유형 선정 (균열 발생 위치)

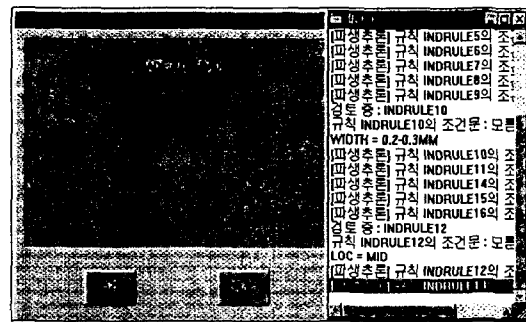


Fig. 6. RC 주형 상태평가 (C 등급)

이상과 같이 부재에 관한 상태평가를 할 경우, 기술자 또는 점검자는 손상을 발견하고, 그 유형 및

정도를 시스템에 입력하면 시스템은 입력사항에 합당한 규칙을 찾아 추론하게되고 최종적으로 상태등급을 제시한다.

5. 결 론

교량구조물은 공용기간 동안 반복되는 기상현상과 하중작용의 영향으로 구성재료가 노후 되어가며 설계 성능을 서서히 상실해간다. 따라서 구조물의 건전성과 잔존수명을 증진시키기 위해서는 구성재료의 물리적 특성과 구조 부재의 거동변화에 대한 주기적인 점검 및 관리를 통하여 전체적인 상태나 이력을 관리해야만 한다. 그러나 현재 시설물의 증가에 따른 상대적으로 부족한 기술자들만으로는 구조물에 대한 효과적인 유지 관리를 행하기 어려운 실정이다.

더구나 안전진단은 한정된 지식에 의존하는 개별 전문가보다는 다수 전문가 그룹의 판단을 통하여 보다 신뢰성을 담보할 수 있다. 이러한 방향에서, 본 연구는 인공지능 분야의 자동학습 방법의 하나인 귀납적 학습법을 원용하여 안전진단을 위한 새로운 상태평가 방법을 제안하였다. 건설교통부에서 발간한 교량 점검편람 등의 구체적인 관련 문헌과 기 시행된 점검 및 진단자료의 세분화 및 구조화 과정과 의사결정트리를 통하여 해를 구하는 추론기구를 통해 효율적인 평가가 이루어 질 수 있도록 하였다. 실무사례와 경험으로부터 귀납적 학습을 통한 의사분석 및 결정 방법은 안전점검 및 정밀안전진단지침에서 규정한 기준을 실무적으로 객관화함으로써 점검 및 진단에 대한 신뢰성을 높일 수 있다.

향후 점검 및 진단 자료를 이용하여 과거사례를 충분히 축적한다면, 숙련된 전문가 또는 지식엔지니어 없이 지식을 분석하여 규칙을 생성시킬 수 있을 것이다.

참고 문헌

1. "교량관리체계개선에 관한 연구보고서", 건설교통부, 1997.
2. Luger, G., Stubblefield, w., "Artificial Intelligence", 2nd Ed., The Benjamin/Cummings Pub. co Inc, 1993
3. "Introduction to Artificial Intelligence and Expert Systems", Dan W. Patterson PRENTICE-HALL, INC, 1990.
4. "시설물의 안전점검 및 정밀안전진단 지침", 건설교통부, 1999.
5. "안전점검 및 정밀안전진단 지침", 건설교통부, 1997.
6. "교량점검 편람", 건설교통부, 1999.
7. "성수대교 안전점검 편람", 서울시 건설안전 관리본부, 1999.
8. 건교부고시 제 199-409호, 1999